

Fundamentos de Big Data

Lección 4: Introducción a Data Mining





ÍNDICE

Lec	cción 4. – Introducción a Data Mining	2
Pre	sentación y objetivos	2
1.	Nos unimos a la Competición de Titanic	3
2.	Explicación del Titanic Dataset	5
3.	Primeros pasos con Titanic Dataset	9
4.	Selección de información en DataFrames	15
5.	Creando "nuevos" DataFrames	21
6.	Obtención de Información de los Gráficos	23
7.	Puntos clave	37



Lección 4. – Introducción a Data Mining

PRESENTACIÓN Y OBJETIVOS

Llegados a este punto deberíamos saber unas pocas cosas acerca de las gráficas que pueden emplearse según el momento. No obstante, existen más tipos de gráficas.

Si recordamos, en la Asignatura de Creación de Aplicaciones Python estuvimos viendo unos pequeños conocimientos en Machine Learning.

Una gran forma de poner en práctica lo aprendido hasta el momento y ver unas pocas cosas más es utilizar el Titanic Dataset para profundizar en ambos puntos a un mismo tiempo.

En esta lección haremos cosas muy útiles para cualquier estudiante de un programa académico relacionado con Inteligencia Artificial.



Objetivos

- Conocer el Titanic Dataset
- Conocer algunas cosas más de Machine Learning
- Aprender algo de Data Mining



1. Nos unimos a la Competición de Titanic

Ahora lo que debes hacer es "Join Competition" y aceptar las reglas.

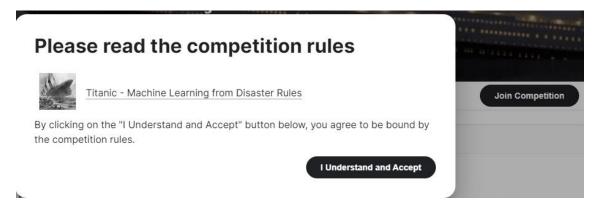


Figura 1.1: Titanic dataset en Kaggle (parte 1)

Tan simple como eso.

Por cierto, con Kaggle se podrían ganar medallas que de alguna manera demuestran nuestras habilidades.

Podríamos ver las "medallas" que ganamos en "Your Profile".

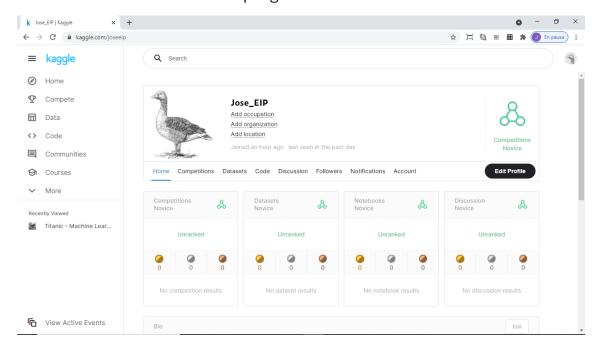


Figura 1.2: Titanic dataset en Kaggle (parte 2)



Ahora si nos vamos a "Compete" veremos que estamos registrados en la competición, la cual sirve como aprendizaje. (Knowledge)

Lo vemos en "Your Competitions" (Tus competiciones).

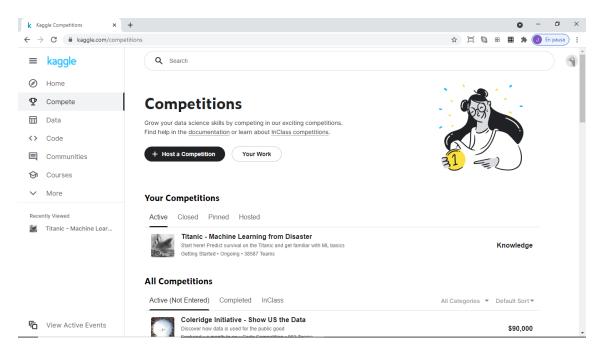


Figura 1.3: Titanic dataset en Kaggle (parte 3)

Existen más cosas que se podrían explicar, no obstante, lo más importante para esta lección es el propio dataset.



2. EXPLICACIÓN DEL TITANIC DATASET

Lo primero es entender qué tenemos.

Para ello nos vamos aquí:

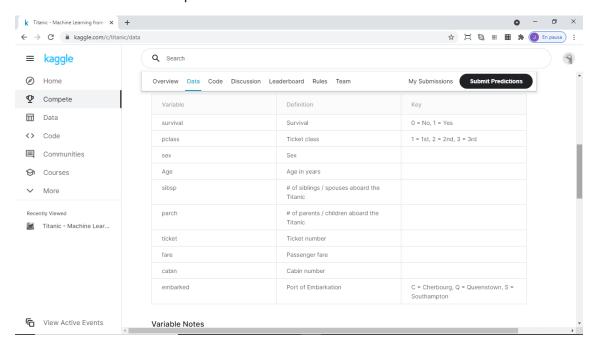


Figura 2.1: Explicación del Titanic dataset (parte 1)

Que nos va a proporcionar la información.

Como en la mayoría de ocasiones en Software, la información se encuentra en idioma Inglés.

Se puede hacer uso de traductores, si desconocemos lo que dice, en este caso lo explicaremos en español también, para ahorrar ese trabajo.

Si ampliamos la información dice lo siguiente.



Variable	Definition	Key
survival	Survival	0 = No, 1 = Yes
pclass	Ticket class	1 = 1st, 2 = 2nd, 3 = 3rd
sex	Sex	
Age	Age in years	
sibsp	# of siblings / spouses aboard the Titanic	
parch	# of parents / children aboard the Titanic	
ticket	Ticket number	
fare	Passenger fare	
cabin	Cabin number	
embarked	Port of Embarkation	C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton

Figura 2.2: Explicación del Titanic dataset (parte 2)

Explicación de las variables en idioma español:

• Survival = Supervivencia (si o no)

Es decir, una variable booleana, 1 ó 0. Por ello un problema de "Clasificación binaria"

• Pclass = Clase

1ª clase supuestamente la de aquellas familias más adineradas

2ª clase: nivel intermedio

3ª clase: la de aquellas familias más humildes.

Sex = Sexo

Masculino o femenino. (1 ó 0)

• Sibsp = Número de hermanos/as o esposos/as a bordo del Titanic. Es un número obviamente.

• Parch = Número de padres/hijos a bordo del titanic Un número obviamente



Ticket = Número del billete Veremos después si tiene o no relevancia

- Fare = Tarifa, precio del billete
 ¿ A mayor precio mayor capacidad de supervivencia ? Lo veremos...
- Cabin = Número de Cabina
 Veremos si tiene relevancia o no.
- Embarked = Lugar desde donde se había embarcado Son 3 lugares que vienen indicados en la imagen.

Una vez nos hacemos a la idea de la información que tenemos

Nos vamos a descargar los datos en nuestro PC.

A continuación explicaremos que significa cada cosa.

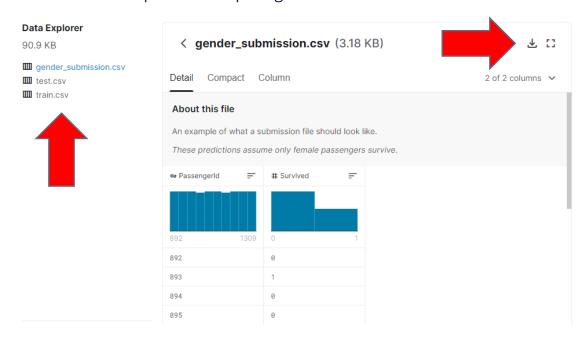


Figura 2.3: Explicación del Titanic dataset (parte 3)



Tenemos:

train.csv

Al importar ese .csv tendríamos nuestro dataframe, que es lo que conocíamos normalmente como "df".

Que no despiste lo de train.csv y test.csv.

Así pues, dentro de train.csv, tendremos entrenamiento y prueba. train y test (X_train, X_test, y_train, y_test).

test.csv

Es la información sobre la cual vamos a predecir.

• gender_submission.csv

Es el .csv que tendremos que proporcionar para que automáticamente nos digan el número de aciertos y fallos.

Posteriormente veremos cómo se hace eso.

✓ Comentario 1:

Los modelos de predicción de este tipo en los cuales tratamos de predecir una salida en función de unos datos de entrada se llama "Aprendizaje Supervisado".

✓ Comentario 2:

En este caso tenemos un ejemplo de "Clasificación binaria" En el caso de Iris Dataset había 3 salidas, con lo cual, "Clasificación Multivariable".

✓ Comentario 3:

Otro posible tipo en aprendizaje supervisado, sería la regresión. Ejemplo: Producir el precio de los alquileres en una zona de la ciudad en base al precio pasado.

✓ Comentario 4:

Respecto "Aprendizaje Supervisado" y "No Supervisado" se aprenderá mucho mejor en las Asignaturas de Machine Learning, que se encuentran posterior a las actuales de Big Data.



3. PRIMEROS PASOS CON TITANIC DATASET

Importamos nuestras principales dependencias

```
In [1]: # principales dependencias
   import pandas as pd
   import numpy as np
   import matplotlib.pyplot as plt
   import seaborn as sns

In [2]: # Importamos algunos algoritmos de clasificación
   from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
   from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
   from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
   from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
   from sklearn.svm import SVC
In [3]: # una posible forma para evaluar nuestro modelo
   from sklearn.metrics import accuracy_score
```

Figura 3.1: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 1)

Tratamos de entender el problema

```
In [4]: # https://www.kaggle.com/c/titanic
# ya explicado en el manual
```

Obtención de datos

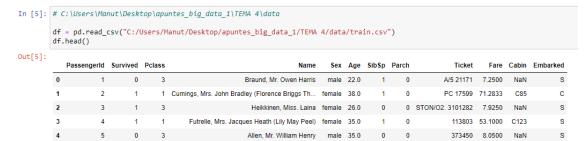


Figura 3.2: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 2)



Borro la columna PassengeriD

```
In [6]: df = df.drop('PassengerId',axis=1)
```

Figura 3.3: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 3)

Exploratory Data Analysis (EDA)

	df.hea	ad()												
[7]:	Sur	vived P	class		Name	Sex	Age	SibSp	Parch		Ticket	Fare	Cabin	Embarked
	0	0	3	Braund, Mr. Owen	Harris	male	22.0	1	0	A/5	21171	7.2500	NaN	S
	1	1	1 (Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Brigg	s Th	female	38.0	1	0	PC	17599	71.2833	C85	С
	2	1	3	Heikkinen, Miss.	Laina	female	26.0	0	0 ST	ON/O2. 31	01282	7.9250	NaN	S
	3	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May	Peel)	female	35.0	1	0	•	113803	53.1000	C123	s
	4	0	3	Allen, Mr. William	Henry	male	35.0	0	0	3	73450	8.0500	NaN	s
[8]:	df.tai	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticke	t Fare	Cabin	Embarke	ed	
	886	0	2	Montvila, Rev. Juozas	male	27.0	0	0	24452	5 13.00	NaN		S	
				,		21.0	U	U	21100	3 13.00	IVAIN		3	
	887	1	1	Graham, Miss. Margaret Edith		19.0	0			3 30.00	B42		s	
	887 888	1 0		,		19.0		0		3 30.00				
				Graham, Miss. Margaret Edith	female female	19.0	0	0	11205 W./C. 660	3 30.00 7 23.45	B42		S	

Figura 3.4: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 4)



```
In [9]: len(df)
 Out[9]: 891
In [10]:
          df.shape
Out[10]: (891, 11)
In [11]: # faltan algunas columnas dado que son strings.
           df.describe()
Out[11]:
                     Survived
                                  Pclass
                                                 Age
                                                           SibSp
                                                                      Parch
                                                                                   Fare
                              891.000000
                                                                             891.000000
                  891.000000
                                          714.000000
                                                      891.000000
                                                                  891.000000
            count
            mean
                     0.383838
                                 2.308642
                                           29.699118
                                                        0.523008
                                                                    0.381594
                                                                               32.204208
              std
                     0.486592
                                 0.836071
                                           14.526497
                                                        1.102743
                                                                    0.806057
                                                                               49.693429
                     0.000000
                                 1.000000
                                            0.420000
                                                        0.000000
                                                                    0.000000
                                                                                0.000000
              min
                                                                                7.910400
             25%
                     0.000000
                                                        0.000000
                                 2.000000
                                           20.125000
                                                                    0.000000
             50%
                     0.000000
                                 3.000000
                                           28.000000
                                                        0.000000
                                                                    0.000000
                                                                               14.454200
             75%
                     1.000000
                                 3.000000
                                           38.000000
                                                        1.000000
                                                                    0.000000
                                                                               31.000000
                                 3.000000
                     1.000000
                                                        8.000000
                                                                    6.000000
                                                                             512.329200
             max
                                           80.000000
```

Conclusiones:

· Existen columnas con "missing values" (valores que faltan)

Figura 3.5: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 5)



```
In [12]: # y aqui vemos cuantas columnas tienen valores que faltan.
         df.isnull().sum()
Out[12]: Survived
         Pclass
                       0
         Name
                       0
         Sex
                       0
                    177
         Age
         SibSp
                      0
         Parch
         Ticket
                      0
         Fare
                       0
         Cabin
                     687
         Embarked
         dtype: int64
In [13]: df.Cabin.value_counts()
Out[13]: G6
         B96 B98
                        4
         C23 C25 C27
                        4
         F2
                        3
         D
                        3
         C99
                        1
         B71
                        1
         A14
                        1
         C103
                        1
         D45
                        1
         Name: Cabin, Length: 147, dtype: int64
```

Figura 3.6: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 6)



Figura 3.7: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 7)

```
In [15]: df.info()
         <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
         RangeIndex: 891 entries, 0 to 890
         Data columns (total 11 columns):
              Column
                     Non-Null Count Dtype
              Survived 891 non-null
          0
                                       int64
              Pclass
                       891 non-null
                                       int64
          1
          2
                       891 non-null
              Name
                                      object
          3
              Sex
                       891 non-null
                                       object
          4
                       714 non-null
                                       float64
              Age
          5
              SibSp
                       891 non-null
                                      int64
                                      int64
              Parch
                       891 non-null
             Ticket
          7
                       891 non-null
                                      object
          8
              Fare
                       891 non-null
                                       float64
          9
                       204 non-null
              Cabin
                                       object
          10 Embarked 889 non-null
                                       object
         dtypes: float64(2), int64(4), object(5)
         memory usage: 76.7+ KB
```

Figura 3.8: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 8)



Quiero ver el número aproximado de personas que sobrevivieron

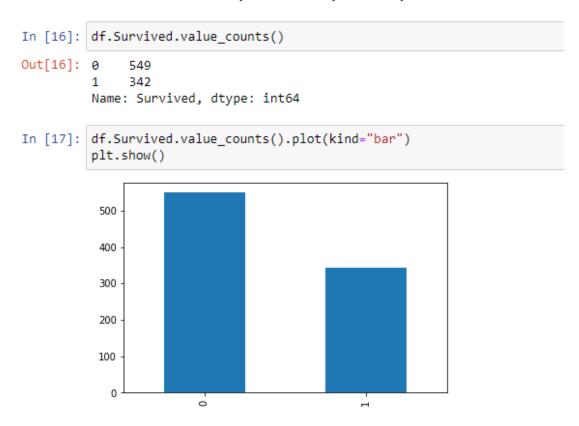


Figura 3.9: Primeros pasos con Titanic Dataset (parte 9)



4. SELECCIÓN DE INFORMACIÓN EN DATAFRAMES

¿Cómo seleccionar información concreta de nuestro dataset?

forma 1 de seleccionar información concreta

forma 2 de seleccionar información concreta

Figura 4.1: Seleccionando Información de un Dataset (parte 1)



Forma 3 de seleccionar información concreta: crosstab

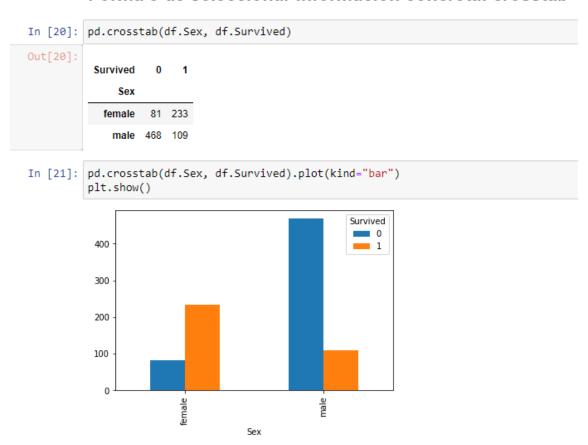


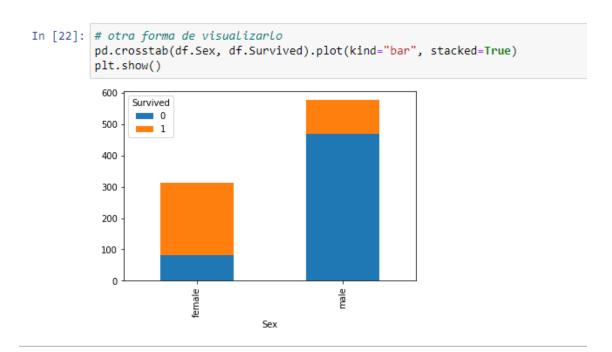
Figura 4.2: Seleccionando Información de un Dataset (parte 2)

Conclusiones:

- La mayoria de mujeres sobrevivieron
- · La mayoría de hombres no sobrevivieron

Figura 4.3: Seleccionando Información de un Dataset (parte 3)





Conclusiones:

• En esta gráfica se puede ver que habían casi el doble de hombres que mujeres

Figura 4.4: Seleccionando Información de un Dataset (parte 4)



pd.crosstab(df.Pclass, df.Survived) In [23]: Out[23]: Survived 1 **Pclass** 1 80 136 2 97 87 372 119 In [24]: pd.crosstab(df.Pclass, df.Survived).plot(kind="bar") plt.show() Survived 350 0 1 300 250 200 150

Figura 4.5: Seleccionando Información de un Dataset (parte 5)

Pclass

Conclusiones:

100

50

0

La mayoría de personas de tercera clase no sobrevivieron

Figura 4.6: Seleccionando Información de un Dataset (parte 6)



Forma 5 de seleccionar información concreta: groupby

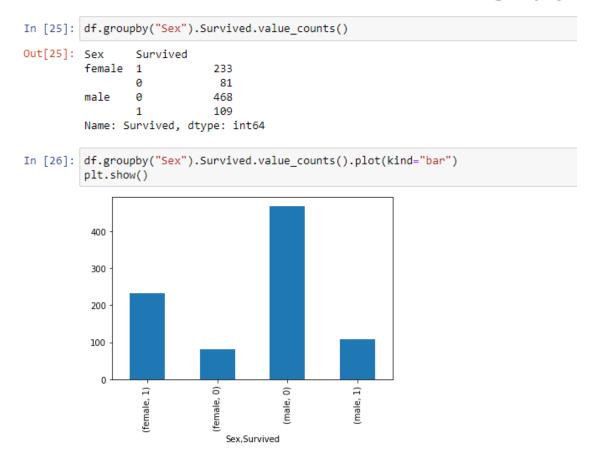


Figura 4.7: Seleccionando Información de un Dataset (parte 7)

Forma 6 de seleccionar información concreta

Ejemplo:

- Selecciono aquellas filas donde Pclass==1
- Me creo un dataframe de la misma forma que tenía antes



Figura 4.8: Seleccionando Información de un Dataset (parte 8)



```
In [28]: # selecciono
         df_sex_uno_crosstab = df[df.Pclass==1]["Survived"]
         df_sex_uno_crosstab
Out[28]: 1
                1
         6
                0
         11
                1
         23
                1
         871
                1
         872
                0
         879
                1
         887
                1
         889
         Name: Survived, Length: 216, dtype: int64
```

Figura 4.9: Seleccionando Información de un Dataset (parte 9)



5. CREANDO "NUEVOS" DATAFRAMES

Ejemplos de creación de dataframes concretos

```
In [29]: # supervivencia a 1 --> todos los que sobreviven
    df_sobreviven_todos = df[df['Survived']==1]
    # supervivencia a 0 --> todos los que no sobreviven
    df_sobreviven_ninguno = df[df['Survived']==0]
    # supervivencia a 1 - sex = hombre --> Hombres que sobreviven
    hombres_supervivientes = df[(df['Survived']==1) & (df['Sex']=="male")]
    # supervivencia a 1 - sex = mujer --> Mujeres que sobreviven
    mujeres_supervivientes = df[(df['Survived']==1) & (df['Sex']=="female")]
    # supervivencia a 0 - sex = hombre --> Hombres que NO sobreviven
    hombres_no_supervivientes = df[(df['Survived']==0) & (df['Sex']=="male")]
    # supervivencia a 0 - sex = mujer --> Mujeres que NO sobreviven
    mujeres_no_supervivientes = df[(df['Survived']==0) & (df['Sex']=="female")]
```

Figura 5.1: Creando nuevos DataFrames (parte 1)



Figura 5.2: Creando nuevos DataFrames (parte 2)





Figura 5.3: Creando nuevos DataFrames (parte 3)

F7.	illuje	eres_sup	Jei vivi	entes.head(3)											
[35]:		Survived	Pclass			Nan	ne S	ex Ag	je SibSp	Parch		Ticket	Fare	Cabin	Embarked
	1	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Flo	rence	Briggs Th	fema	ale 38	.0 1	0		PC 17599	71.2833	C85	С
	2	1	3	Heikl	kinen,	Miss. Lair	na fema	ale 26	.0 0	0	STON/O2	. 3101282	7.9250	NaN	S
	3	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Hea	th (Lily	May Pe	el) fema	ale 35	.0 1	0		113803	53.1000	C123	S
261.															
[36]:		Survivad	Delage	Nama	Sav	Λαρ	SihSn	Darch	Ticket	Fare	Cahin	Embarko	d		
[30];		Survived		Name Braund Mr. Owen Harris		Age			Ticket			Embarke	_		
[30];	0 4	Survived 0 0	Pclass 3	Name Braund, Mr. Owen Harris Allen, Mr. William Henry	male	22.0	SibSp 1		Ticket A/5 21171 373450	7.2500) NaN	;	d s		
[30];	0	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male male	22.0	1	0	A/5 21171	7.2500 8.0500	NaN NaN	;	S		
[30];	0	0	3	Braund, Mr. Owen Harris Allen, Mr. William Henry	male male	22.0 35.0 NaN	1 0	0	A/5 21171 373450 330877	7.2500 8.0500	NaN NaN NaN	:	S		

Figura 5.4: Creando nuevos DataFrames (parte 4)

muj	eres_no_s	supervi	vientes.head()								
	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarke
14	0	3	Vestrom, Miss. Hulda Amanda Adolfina	female	14.0	0	0	350406	7.8542	NaN	
18	0	3	Vander Planke, Mrs. Julius (Emelia Maria Vande	female	31.0	1	0	345763	18.0000	NaN	
24	0	3	Palsson, Miss. Torborg Danira	female	8.0	3	1	349909	21.0750	NaN	
38	0	3	Vander Planke, Miss. Augusta Maria	female	18.0	2	0	345764	18.0000	NaN	
40	0	3	Ahlin, Mrs. Johan (Johanna Persdotter Larsson)	female	40.0	1	0	7546	9.4750	NaN	

Figura 5.5: Creando nuevos DataFrames (parte 5)



6. OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN DE LOS GRÁFICOS

Obtenemos información de los gráficos

Función para hacer gráficas de forma automática

Figura 6.1: Obtención de Información de los Gráficos (parte 1)

Figura 6.2: Obtención de Información de los Gráficos (parte 2)



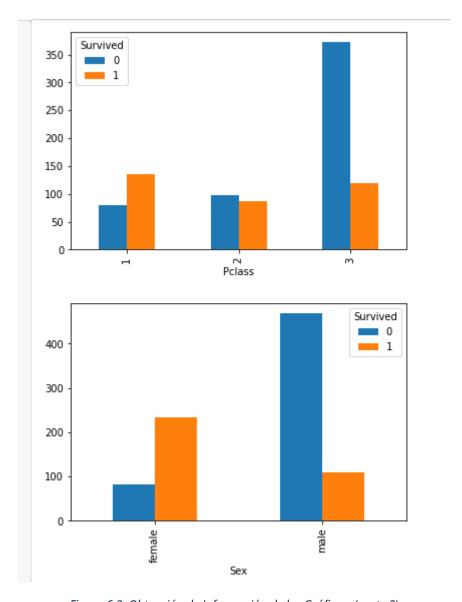


Figura 6.3: Obtención de Información de los Gráficos (parte 3)



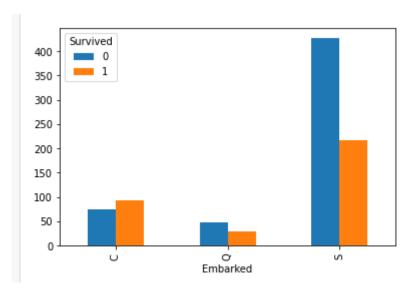


Figura 6.4: Obtención de Información de los Gráficos (parte 4)

Algunos Gráficos de Seaborn

```
In [40]: # UserWarning: The `factorplot` function has been renamed to `catplot`.
# The original name will be removed in a future release
sns.factorplot('Sex', 'Survived', hue='Pclass', size=4, aspect=2, legend=True, data=df)
plt.show()

c:\users\manut\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.py:3714: UserWarning: The `factorpl
ot` function has been renamed to `catplot`. The original name will be removed in a future release. Please update your code. Not
e that the default `kind` in `factorplot` ('`point'`) has changed `'strip'` in `catplot'.
warnings.warn(msg)
c:\users\manut\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.py:3720: UserWarning: The `size` pa
rameter has been renamed to `height'; please update your code.
warnings.warn(msg, UserWarning)
c:\users\manut\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\decorators.py:36: FutureWarning: Pass the foll
owing variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other
arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
```

Figura 6.5: Obtención de Información de los Gráficos (parte 5)



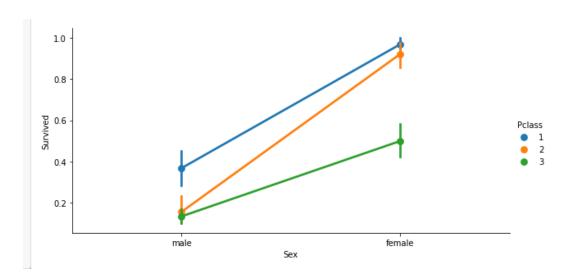


Figura 6.6: Obtención de Información de los Gráficos (parte 6)

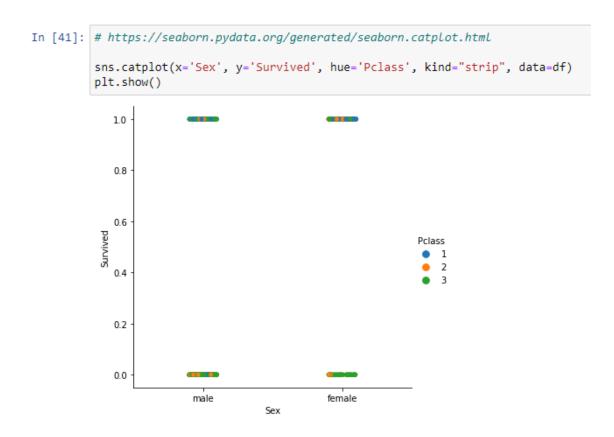


Figura 6.7: Obtención de Información de los Gráficos (parte 7)



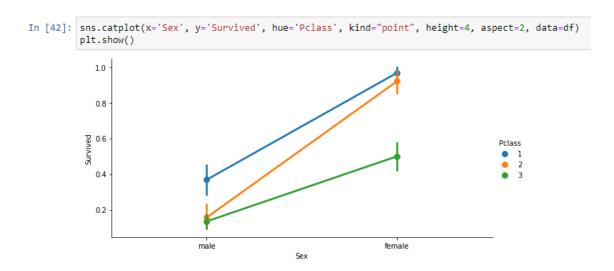


Figura 6.8: Obtención de Información de los Gráficos (parte 8)

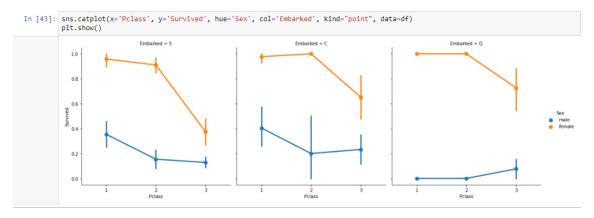


Figura 6.9: Obtención de Información de los Gráficos (parte 9)



Algunas conclusiones:

Nos fijamos en La gráfica de la izquierda, embarked="S

Las mujeres de 3 clase que embarcaron en S

fallecieron muchas en comparacion con 1 y 2 clase.

pese a ello sobrevieron algo mas que lo hombres de 1 clase embarcando del mismo puerto.

- Los hombres con mayor porcentaje de supervivencia embarcaron en C
- Los hombres con menor porcentaje de supervivencia embarcaron en Q
- Vemos nuevamente como la mayoria de mujeres sobrevivió, pero no los hombres.

Figura 6.10: Obtención de Información de los Gráficos (parte 10)

Edad y Supervivencia

```
In [44]: # me creo una figura
fig = plt.figure(figsize=(16,6))
# 3 subplots
# 1 fila 3 columnas - gráfica 1
ax1 = fig.add_subplot(131)
# 1 fila 3 columnas - gráfica 2
ax2 = fig.add_subplot(132)
# 1 fila 3 columnas - gráfica 3
ax3 = fig.add_subplot(133)

# violinplot
sns.violinplot(x="Embarked", y="Age", hue="Survived", data=df, ax=ax1)
sns.violinplot(x="Pclass", y="Age", hue="Survived", data=df, ax=ax2)
sns.violinplot(x="Sex", y="Age", hue="Survived", data=df, ax=ax3)
plt.show()
```

Figura 6.11: Obtención de Información de los Gráficos (parte 11)



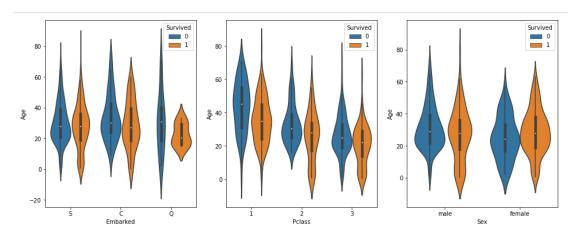


Figura 6.12: Obtención de Información de los Gráficos (parte 12)

Hago un split=True para que me lo haga más visual

```
In [45]: # me creo una figura
fig = plt.figure(figsize=(16,6))
# 3 subplots
# 1 fila 3 columnas - gráfica 1
ax1 = fig.add_subplot(131)
# 1 fila 3 columnas - gráfica 2
ax2 = fig.add_subplot(132)
# 1 fila 3 columnas - gráfica 3
ax3 = fig.add_subplot(133)

# violinplot
sns.violinplot(x="Embarked", y="Age", hue="Survived", data=df, split=True, ax=ax1)
sns.violinplot(x="Pclass", y="Age", hue="Survived", data=df, split=True, ax=ax2)
sns.violinplot(x="Sex", y="Age", hue="Survived", data=df, split=True, ax=ax3)

plt.show()
```

Figura 6.13: Obtención de Información de los Gráficos (parte 13)



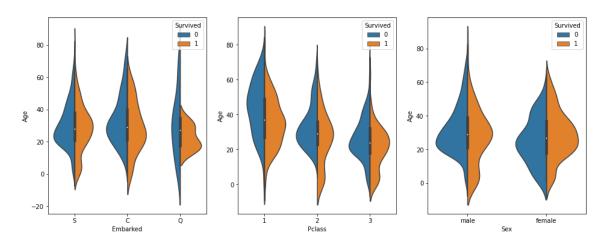


Figura 6.14: Obtención de Información de los Gráficos (parte 14)

Conclusiones:

- · EMBARKED y Age:
 - La gente de unos 18-35 años de Q SI sobrevivieron mayoritariamente,(no todos)
 - no hay porcentajes mayoritarios significativos en las otras 2 embarcaciones
 - En Q embarcaron bastantes niños los cuales no sobrevivieron.
- · PCLASS y Age:
 - De la 2ª clase sobre todo y la 3 sobrevivieron la mayoria de sus niños
- · Sex y Age:
 - · Hay mas ancianos que ancianas
 - Los jovenes (varón) menores de 20 años en general sobrevivieron pero no las mujeres

Figura 6.15: Obtención de Información de los Gráficos (parte 15)



```
In [46]: df.Age.describe()
         # min = 0.42
         \# max = 80
Out[46]: count
                 714.000000
         mean
                  29.699118
         std
                 14.526497
                  0.420000
                 20.125000
         25%
         50%
                  28.000000
         75%
                 38.000000
         max
                 80.000000
         Name: Age, dtype: float64
```

Figura 6.16: Obtención de Información de los Gráficos (parte 16)



heatmap

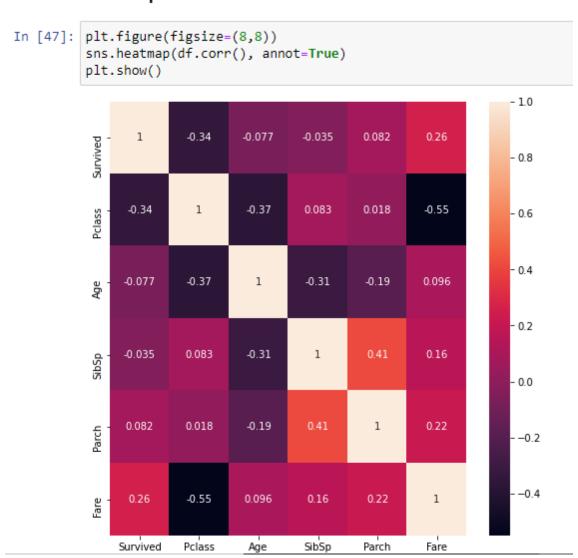


Figura 6.17: Obtención de Información de los Gráficos (parte 17)



barplot

0.0

1

Figura 6.18: Obtención de Información de los Gráficos (parte 18)

2

Pclass

3

```
In [49]:

def funcion_graficas(feat):
    plt.subplot(2,1,1)
    df.groupby(feat).Survived.value_counts().plot(kind="bar")
    plt.figure(figsize=(12,8))
    plt.subplot(2,1,2)
    sns.barplot(x=feat, y="Survived", data=df)
    plt.show()
```

Figura 6.19: Obtención de Información de los Gráficos (parte 19)



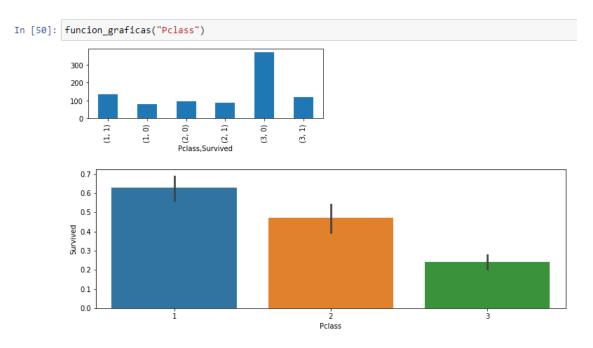


Figura 6.20: Obtención de Información de los Gráficos (parte 20)



Figura 6.21: Obtención de Información de los Gráficos (parte 21)



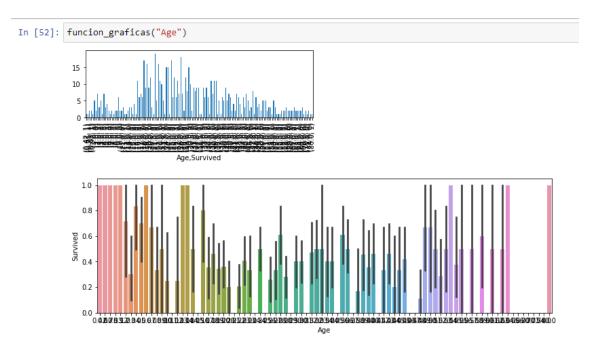


Figura 6.22: Obtención de Información de los Gráficos (parte 22)

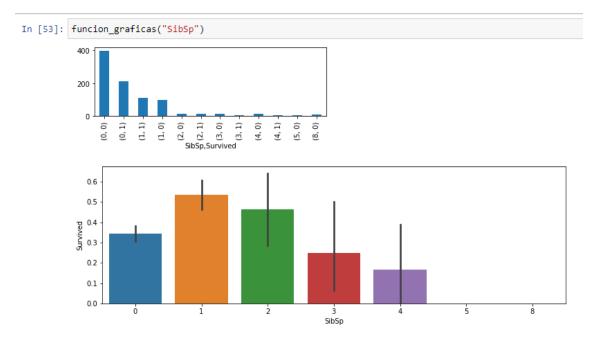


Figura 6.23: Obtención de Información de los Gráficos (parte 23)



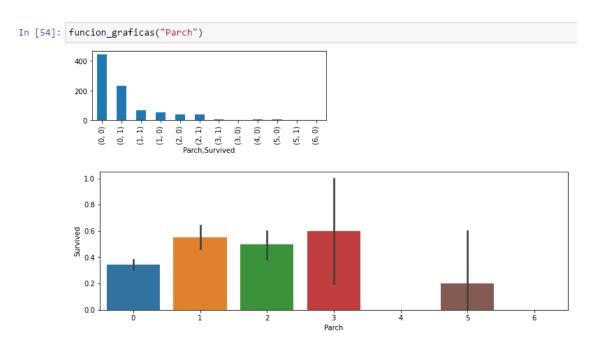


Figura 6.24: Obtención de Información de los Gráficos (parte 24)

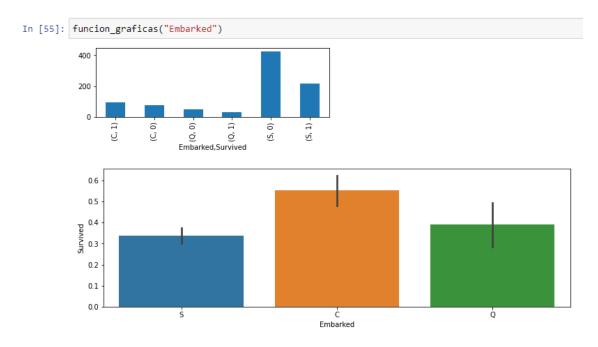


Figura 6.25: Obtención de Información de los Gráficos (parte 25)



```
In [56]: # Ahora se podrían sacar algunas conclusiones más
# por el momento es suficiente!
```

Figura 6.26: Obtención de Información de los Gráficos (parte 26)

7. PUNTOS CLAVE

- Existen muchas opciones para aprender Data Science, siendo Kaggle una de ellas.
- El Dataset del Titanic es una buena elección para aprender a hacer Gráficas de muchos tipos.

